

신경회로망과 고장전류의 변화를 이용한 고장판별 알고리즘에 관한 연구

여상민, 김철환
성균관대학교

최면송
명지대학교

송오영
중앙대학교

A Study on the Algorithm for Fault Discrimination in Transmission Lines Using Neural Network and the Variation of Fault Currents

Sang-Min Yeo, Chul-Hwan Kim
Sungkyunkwan Univ.

Myeon-Song Choi
Myongji Univ.

Oh-Young Song
Chungang Univ.

Abstract - When faults occur in transmission lines, the classification of faults is very important. If the fault is HIF(High Impedance Fault), it cannot be detected or removed by conventional overcurrent relays (OCRs), and results in fire hazards and causes damages in electrical equipment or personal threat. The fast discrimination of fault needs to effective protection and treatment and is important problem for power system protection. This paper proposes the fault detection and discrimination algorithm for LIFs(Low Impedance Faults) and HIFs(High Impedance Faults). This algorithm uses artificial neural networks and variation of 3-phase maximum currents per period while faults. A double lines-to-ground and line-to-line faults can be detected using Neural Network. Also, the other faults can be detected using the value of variation of maximum current. Test results show that the proposed algorithms discriminate LIFs and HIFs accurately within a half cycle.

1. 서 론

송전선로에서 발생하는 사고의 종류로는 1선지락사고, 2선지락사고, 선간단락사고, 3상사고, 고저항 지락사고 등을 들 수 있다. 송전선 보호에 주로 이용되는 일반적인 과전류 계전기는 최대부하의 125~200[%]에서 동작하도록 설정되어 있다. 이 값은 송전선을 타지 않게 하고 대부분의 불필요한 시설차단을 방지하기 위해 설정한 것이다. 그러나 사고가 발생했을 때 흐르는 사고전류는 많은 변수에 의존하며, 사고점의 임피던스의 영향을 받는다. 저저항사고, 즉 1선지락사고, 2선지락사고, 선간단락사고, 3상사고 등은 과전류 계전기에 의해 차단될 수 있으나, 다른 사고에 비해 고장임피던스가 큰 고저항사고는 사고점에서의 고장임피던스에 의해 전류가 계전기의 동작 임계치보다 낮게 흐르게 되어 사고의 검출이 어렵게 된다. 이러한 고저항 지락사고가 발생했을 때 수반되는 아크에 의해서 발생하는 화재나 전류는 많은 피해를 야기할 수 있다[1-2].

이러한 고저항사고를 검출, 제거하는 방법에 대한 연구는 다양한 측면에서 연구되고 있으며, 많은 연구 결과들이 나오고 있으나, 고저항사고를 검출하는데 있어 실용성이나 경제성, 동작능력 등에서 미흡한 상태이다. 또한 고장의 종류를 판별하기 위해, 신경회로망을 이용한다. 신경회로망은 학습패턴의 특성을 한번 학습하고 나면, 학습된 패턴과 비슷한 데이터에 대해 같은 패턴으로 인식하는 특징이 있다. 이러한 신경회로망의 패턴인식, 분류 능력을 이용하여 고장판별이 가능하다[3-9].

본 논문에서는 신경회로망의 패턴분류 능력과 사고 발생 시 고장전류의 최대치의 변화를 이용하여 사고의 종류

를 판별하고자 한다. 사고 전류의 특성을 이용하여 1선지락사고, 3상사고, 고저항 지락사고를 판별하고, 고장의 형태가 유사한 2선지락사고와 선간단락사고를 신경회로망으로 판별하는 2계층의 알고리즘을 구성하였으며, EMTP를 이용하여 용인-안성간 154[kV] 실제 통로를 모의하여 알고리즘을 테스트하였다.

2. 전류의 1주기 당 최대치의 계적

Moving Window 기법을 이용하여 전류의 1주기 당 최대치의 계적을 나타내면, 다음 그림 1과 같은 결과를 얻을 수 있다.

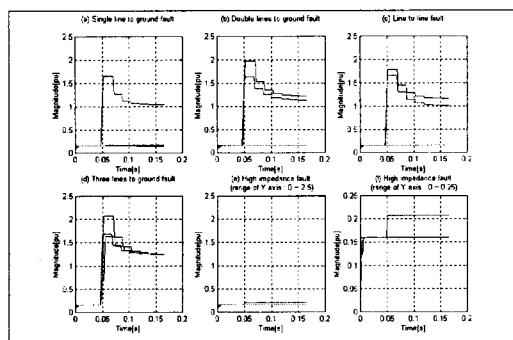


그림 1. 사고 종류별 전류의 최대치 계적

그림 1은 각 사고에 따른 3상 전류의 최대치의 변화를 보여주는 것이다. 사고상의 전류만이 증가하고, 저저항 사고의 경우 사고발생 후 사고상의 전류가 2배 이상 크게 증가하며, 고저항지락사고의 경우 작은 폭으로 증가하는 것을 볼 수 있다. 이러한 최대치의 변화는 전류의 순시치 변화를 반영한 결과이지만, 전류의 순시치보다 쉽게 전류의 변화를 검출할 수 있다. 이 사실은 전류의 최대치 변화를 이용한 고장판별이 용이함을 보여준다. 이 결과를 정리하면 표 1과 같으며, 일반적으로 저저항사고가 발생하면, 사고상의 전류는 크게 증가하며, 고저항지락사고가 발생한 경우에는 사고상 전류는 정상 상태에 비해 증가하지만 전류의 증가율이 작은 것을 알 수 있다. 이러한 사실은 저저항사고와 고저항 지락사고를 구분할 수 있음을 의미한다.

3. 고장판별 알고리즘

3.1 알고리즘의 구성

본 논문에서 제시하는 고장판별 알고리즘은 사고상의 개수와 사고전류의 크기를 이용하여 1선지락, 3상단락, 고저항 사고 및 2선 사고를 판별하며, 2선 사고인 경우

신경회로망을 통하여 2선지락 사고와 선간단락 사고를 구분하도록 구성하였다. 알고리즘의 입력으로는 그림 1에 나타낸 전류의 최대치와 함께 전류의 순시치를 사용하였으며, 최대치를 이용한 판별 결과 2선사고로 판별된 경우, 순시치를 기학습된 신경회로망의 입력으로 하여 2선지락 사고와 선간단락 사고를 판별하게 된다. 알고리즘의 흐름도는 다음 그림 2와 같다.

표 1. 각 사고별 특징 분석

사고종류	사고상의 수	사고전류의 증가율
1선지락사고	A상	1 2배 이상
	B상	1 2배 이상
	C상	1 2배 이상
2선지락사고	AB상	2 2배 이상
	BC상	2 2배 이상
	CA상	2 2배 이상
선간단락사고	AB상	2 2배 이상
	BC상	2 2배 이상
	CA상	2 2배 이상
3상사고	ABC상	3 2배 이상
고저항지락사고	A상	1 1.1~1.5배
	B상	1 1.1~1.5배
	C상	1 1.1~1.5배

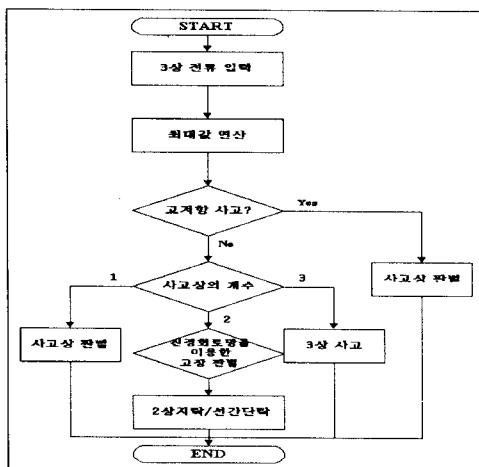


그림 2. 제안된 알고리즘의 흐름도

본 논문에서 모의한 계통은 용인-안성간 154[kV], 선로길이 26[km]의 설계통 모델이며, EMTP로 모델링하여 다양한 경우의 사고를 모의하였다. 1주기당 샘플수는 64이다[10-14].

3.2 신경회로망의 구조

2선지락과 선간단락 사고를 판별하기 위해 사용된 신경회로망은 3층 구조로서 입력층 36개, 은닉층 14개, 출력층 5개의 뉴런으로 구성하였다. 3상의 순시치 전류는 12샘플씩 Moving Window화하여 36개의 입력 뉴런에 입력되며, 출력층의 5개의 뉴런은 알고리즘의 출력이 된다.

신경회로망의 학습 조건은 고장형태로는 2선지락(AB, BC, CA상), 선간단락(AB, BC, CA상), 고장발생각은 0° , 90° , 고장거리는 10[km] 및 20[km]를 조합하여 학습시켰다.

본 논문에서는 모든 사고의 유형에 대해 신경회로망을 적용하지 않고, 2선사고에 대해서만 학습함으로써 신경회로망의 학습율을 높였으며, 신경회로망의 구조 또한 간단화 하였다.

본 논문에서 사용된 신경회로망은 다음 그림 3과 같이 구성되어 있다.

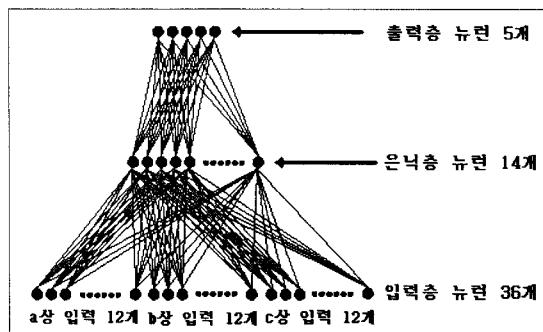


그림 3. 신경회로망의 구성

3.3 고장판별을 위한 시험조건 및 출력값

제안된 알고리즘을 시험하기 위해 적용한 사고의 종류는 다음 표 2와 같다. 다양한 경우에 대해 시험하기 위해 고장형태, 고장발생각, 고장거리 등을 변화시키며 모의를 수행하였다.

표 2. 제안된 알고리즘의 시험조건

고장형태	1선지락	: A, B, C상
	2선지락	: AB, BC, CA상
	선간단락	: AB, BC, CA상
	3상사고	: ABC상
	고저항	: A, B, C상
고장발생각	0° , 30° , 60° , 90°	
고장거리	10[km], 20[km]	

또한, 알고리즘의 결과로 출력되는 출력값은 5개이며, 각각 A상, B상, C상, 단락, 고저항 사고를 나타내며, 표로 정리하여 보면 다음 표 3과 같다.

표 3. 알고리즘의 출력값

고장종류 \ 출력번호	알고리즘의 출력				
	1	2	3	4	5
A상 지락	1	0	0	0	0
B상 지락	0	1	0	0	0
C상 지락	0	0	1	0	0
AB상 지락	1	1	0	0	0
BC상 지락	0	1	1	0	0
CA상 지락	1	0	1	0	0
AB상 단락	1	1	0	1	0
BC상 단락	0	1	1	1	0
CA상 단락	1	0	1	1	0
ABC상 지락	1	1	1	0	0
A상 고저항	1	0	0	0	1
B상 고저항	0	1	0	0	1
C상 고저항	0	0	1	0	1
정상	0	0	0	0	0

4. 판별 결과 및 결과 검토

다음 표 4는 모든 시험조건에 대한 판별결과를 정리한 것이며, 고장발생각의 변화에 따른 판별결과의 오차

를 보여주고 있다. 오차는 정확한 판별결과가 나올 때까지의 지연시간을 말한다.

표 4. 판별 결과

고장 유형	오차(sample)	시간(sec)
1선지락	A상	8.25
	B상	6.25
	C상	8.75
2선지락	AB상	4.75
	BC상	8.75
	CA상	10.75
선간단락	AB상	7
	BC상	11.75
	CA상	10
3상사고	ABC상	9
고저항	A상	13.75
	B상	19
	C상	24.25
평균오차	10.9423	0.0028496

위의 표 4에서 보는 바와 같이 신경회로망과 고장발생시의 전류의 특성을 이용한 고장판별 알고리즘은 반주기 이내에 고장을 판별해내고 있다. 가장 오차가 큰 경우는 고저항지락 C상사고인 경우이며 24.25샘플, 0.0063151초로 반주기가 0.008333초인 것을 감안할 때, 빠른 시간 내에 고장의 유형을 판별하고 있는 것을 볼 수 있다.

5. 결론

전력계통에서 송전선 보호는 안정된 전력공급을 위해 중요한 사항이며, 송전선 사고가 계통에 미치는 영향 또한 크다. 발생한 사고의 유형이 무엇인지를 판별해내는 것은 고장의 대처와 복구에 큰 도움을 주며, 그만큼 빠르고 정확한 판별이 요구된다.

본 논문에서는 신경회로망과 각종 사고가 발생했을 때의 3상 전류의 변화를 이용하여 사고를 판별하는 알고리즘을 개발하였으며, 용인-안성 구간의 154(kV) 실계통 데이터를 사용 시뮬레이션을 수행하였으며, 1선지락, 2선지락, 선간단락, 3상사고, 고저항 지락사고에 대해 고장발생과 고장거리를 변형시켜가며 테스트를 수행하였다. 알고리즘의 테스트 결과 다양한 여러 가지 사고에 대해 반주기 이내에 사고를 정확하게 판별해내었다. 또한 고장판별 알고리즘의 과정을 간단하게 함으로써 판별에 소요되는 시간을 단축시킬 수 있었으며, 쉽게 구현할 수 있다. 각각의 사고를 판별함에 있어서 좀더 다양성을 추구하기 위해 fuzzy 추론 방법을 사용하여 1선지락, 2선사고, 3상사고, 고저항지락사고를 판별해내는 알고리즘으로 발전해야 할 것이다.

본 연구는 기초전력공학공동연구소의 연구비 지원으로 수행되었으며, 이에 감사드립니다. (과제관리번호 : 98-중기-02)

[참 고 문 현]

- C.H. Kim, R. K. Aggarwal, A. T. Johns, "Digital Simulation of the Fault Transient Phenomena on EHV Transmission Lines under Non-Linear High Impedance Arcing Faults", IPST '99-International Conference on Power Systems Transients, pp. 164-168, June 20-24, 1999, Budapest-Hungary.

- 한국전력공사, 전력연구원, "직접접지계통 송전선로 고저항 지락보호대책 연구", 최종보고서, 1997년 7월.
- Huisheng Wang, W. W. L. Keerthipala, "Fuzzy Neuro Approach to Fault Classification for Transmission Line Protection", IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 13, No. 4, pp. 1093-1104, October, 1998.
- K. B. Cho, J. B. Kim, E. B. Shim, J. W. Park, "Development of an Intelligent Autoreclosing Concept using Neuro-Fuzzy Technique -An Optimal Controlled Switching for Power System Operation-", CIGRE, 13-114, 1998.
- M. M. Eissa, "Combination of Digital Protective Relaying Schemes and Automatic Reclosing for EHV/UHV Lines", Stockholm Power Tech -Information and Control Systems, June 18-22, 1995.
- Mike Aucoin, "Status of High Impedance Fault Detection", IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, Vol. PAS-104, No. 3, pp. 638-643, March, 1985.
- 최해술, "신경회로망을 이용한 고저항지락사고 검출에 관한 연구", 성균관대학교 석사학위논문, 1997년 2월.
- Tomas Dalstein, Bernd Kuliche, "Neural Network Approach to Fault Classification for the High speed Protective Relays", IEEE Trans. on PWRD, Vol. 10, No. 2, pp. 1002-1011, April, 1995.
- A.F.Sultan, G.W.Swift and D.J.Fedirchuk, "Detection of High Impedance Arcing Faults Using a Multi-Layer Perceptron", IEEE Trans. on Power Delivery, Vol. 7, No. 4, pp. 1871-1877, October, 1992.
- C. H. Kim, et al., "A Study on the Detection of High Impedance Fault using Neural Network", Trans. of KIEE, Vol. 47, No. 7, pp. 875-879, 1998.
- C. H. Kim, et al., "A Study on the Selection of Mother Wavelet for Fault Detection in Transmission Lines", Trans. of KIEE, Vol. 47, No. 9, pp. 1277-1282, 1998.
- C. H. Kim, et al., "Simulation of High Impedance Arcing Fault using EMTP", Trans. of KIEE, Vol. 46, No. 10, pp. 1450-1453, 1997.
- C. H. Kim, et al., "A Study on the Detection of High Impedance Fault using the Neural Network", International Conference on Electrical Engineering, Vol. 2, No. 2, pp. 205-208, 1998.
- C. H. Kim, et al., "Fault Detection and Classification of High Impedance Fault using Wavelet Transform", KIEE Summer Annual Conference '99, pp. 1373-1375, 1999.